

古尔班通古特沙漠 SMAP 土壤水分产品降尺度分析

薛智暄^{1,2}, 张丽^{1,2}, 王新军^{1,2}, 李永康^{1,2}, 张冠宏^{1,2}, 李沛尧^{1,2}(1. 新疆农业大学资源与环境学院, 新疆 乌鲁木齐 830052; 2. 新疆土壤与植物生态
过程实验室, 新疆 乌鲁木齐 830052)

摘要: SMAP(Soil Moisture Active Passive, SMAP)产品空间分辨率低的特征限制了在地表高异质性的干旱区沙漠稀疏植被区的适用性。考虑到干旱区沙漠植被区特殊的环境特征,在地表温度(Land Surface Temperature, LST)、归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)、数字高程模型(Digital Elevation Model, DEM)等传统降尺度因子的基础上,增加了与荒漠地表土壤水分关联性更强的增强型修改土壤植被指数(Enhanced Modified Soil-Adjusted Vegetation Index, EMSAVI)与比值沙地亮度指数(Ratio Sand Brightness Index, RSBI)分别作为反映研究区植被盖度和裸沙分布状况的降尺度因子,利用随机森林算法(Random Forest, RF),构建了干旱区土壤水分降尺度模型。结果表明:(1)由相关性分析可知,EMSAVI($r_{干} = -0.37, r_{湿} = -0.34$)、RSBI($r_{干} = -0.42, r_{湿} = -0.25$)对荒漠土壤水分均有较好的指示作用且效果优于NDVI($r_{干} = -0.21, r_{湿} = 0.08$);(2)EMSAVI和NDVI重要性分别为18.7%、13.2%,EMSAVI在构建降尺度模型时贡献度更高。(3)构建的干、湿季干旱区土壤水分降尺度模型得到的结果与SMAP产品的 R^2 分别达到了0.916、0.910, RMSE分别达到了 $0.0075 \text{ cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$ 、 $0.0063 \text{ cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$,较传统模型的RMSE均降低了 $0.0013 \text{ cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$ 。(4)通过计算LBP(Local Binary Patterns)的差值(LBP_c)对空间一致性评价,新构建降尺度模型的结果(0.0585)优于传统降尺度(0.0645)。研究结果将短波红外波段引入到植被指数建立的EMSAVI,可较好地应用于干旱区沙漠稀疏植被区土壤水分降尺度研究。

关键词: 土壤水分; 随机森林; SMAP; 降尺度; 古尔班通古特沙漠

土壤水分(Soil Moisture, SM)作为全球水循环的重要组成部分,通过蒸发控制着大气圈的水文学循环和气候变化,是控制地球各圈层内部水能量交换的重要参数之一^[1];同时土壤水分通过生态系统水胁迫来降低总初级生产力(Net Primary Productivity, NPP),导致植被死亡,是影响陆地碳吸收的重要因素^[2];因此,准确获取土壤水分信息是研究陆地生态系统水碳循环的一个关键问题。目前获取土壤水分的途径有直接方法和间接方法。直接方法即传统土壤水分观测方法,主要利用探针或重量测量法在小范围内测量土壤水分。无法获取大范围高时相土壤水分信息。相较于计重采样等地面测量的传统方法,利用卫星遥感探测土壤水分信息的手段具有很大的优势。其中微波遥感由于具有穿透能力强、与土壤水分具有较强的物理联系等特点,而

成为监测土壤水分信息的主要手段之一^[3-4]。目前,众多卫星平台搭载了微波传感器且基于微波的土壤水分产品也达到了较高的反演精度,如主被动观测结合的SMAP卫星、土壤水分海洋盐度SMOS卫星、Sentinel系列主动微波卫星以及AMSR2、SMAP土壤水分产品等。基于微波的土壤水分产品往往时间分辨率较高,可大范围、高时相获取土壤水分信息,但其空间分辨率较低(数千米到数十千米),不能很好的表达强异质性区域的土壤水分。

被动微波土壤水分空间降尺度是获取高时空分辨率土壤水分产品的有效途径。被动微波降尺度方法是采用模型确定低空间分辨率微波像元值与高空间分辨率地表信息两者之间的关系,并借此实现空间分辨率的提高^[5-7]。有研究表明,降尺度因子往往选择NDVI、LST以及数字高程模型DEM作

收稿日期: 2022-06-29; 修订日期: 2023-01-05

基金项目: 国家自然科学基金项目(41761085, 41301205)

作者简介: 薛智暄(1998-),男,硕士研究生,主要从事生态水文研究. E-mail: xzxjiushiwo@sina.com

通讯作者: 王新军. E-mail: wxj8112@163.com

为降尺度因子构建经验降尺度模型^[8-9],但是对于古尔班通古特沙漠稀疏植被区,植被指数易受裸沙影响,严重限制了对土壤水分关联关系的表达。因此对于干旱区沙漠稀疏植被区,找到一些与土壤水分有更好的关联关系降尺度因子是实现降尺度的关键环节。

本文以古尔班通古特沙漠为研究区,基于随机森林算法,在优化修改型土壤调整植被指数(Modified Soil Moisture Vegetation Index, MSAVI)基础上提出EMSAVI指数,构建适用于沙漠环境特征的土壤水分降尺度模型。将综合考虑稀疏植被和裸沙的新土壤水分降尺度模型与传统降尺度模型进行对比,探索新的降尺度模型对SMAP土壤水分产品降尺度的合理性,实现高时空分辨率土壤水分的探测。以期为干旱区土壤水分降尺度的研究提供思路,为荒漠生态系统碳汇研究提供重要的数据支撑。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

古尔班通古特沙漠(44°15'~46°5'N, 84°50'~91°20'E)位于准噶尔盆地中部、玛纳斯河流域以东及乌伦古河以南地区(图1)。是中国第二大沙漠,面积约 $4.88 \times 10^4 \text{ km}^2$ ^[10-11],属温带干旱荒漠区,是新疆北部典型的沙漠生态系统^[12]。全年降水量70~150 mm,受冬季融雪水入渗补给、春季降水入渗补给和蒸散发的共同影响,春季为土壤水分补给期(湿季),夏季为土壤水分耗损期(干季),蒸发量约为2000~2800 mm,年均气温7.19 °C,土壤以风沙土

为主,容重 $1.54 \sim 1.65 \text{ g} \cdot \text{cm}^{-3}$ ^[13-15]。沙漠内部大部分为固定和半固定沙丘,固定沙丘上植被覆盖度大约30%~50%,半固定沙丘大约达15%~25%^[16-17]。融雪水和春季降水作为古尔班通古特沙漠植被生存的主要水分来源,占全年降水的65%以上^[18];冬季有稳定积雪且稳定积雪日100~150 d,积雪的消融下渗为春季短命植物的生长提供了有利的条件,受此影响春夏季短命植物生长旺盛^[19-21]。

1.2 数据来源

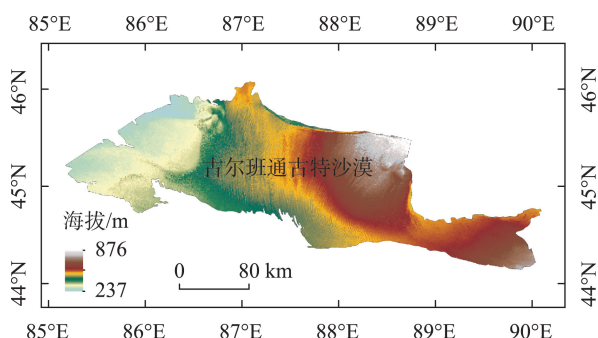
1.2.1 土壤水分数据 SMAP土壤水分数据采用SMAP增强型全球每日9 km土壤水分产品(SMAP Enhanced L3 Radiometer Global Daily 9 km EASE-Grid Soil Moisture, V004,下文简称为SMAP L3),反映0~5 cm土壤深度的平均含水量,单位为 $\text{cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$,上午(降轨)和下午(升轨)的星下点过境时间分别为当地时间早上06:00和下午18:00。由于近地表土层和植被覆盖的热平衡和均质大气环境在上午的时候更接近地表真实情况^[22],选择该产品的降轨数据作为粗分辨率土壤水分。通过降水量变化和研究所已有的研究结论^[23],并考虑SMAP L3数据覆盖完整情况,分别选取2018年湿季、干季中4月15日和8月24日的土壤水分作为检验新旧降尺度模型估算土壤水分的验证数据,探索方法的可行性。

1.2.2 遥感数据 MODIS数据以MOD09A1的8 d合成反射率产品为基础,计算NDVI、RSBI、EMSAVI数据;地表温度数据选用MOD11A1日地表温度产品(<https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/>)。

1.2.3 地形数据 SRTM(Shuttle Radar Topography Mission),由美国太空总署(NASA)和国防部国家测绘局(NIMA)联合测量,能够提供60°N~56°S的高分辨率地表高程数据。研究使用的是SRTM DEM 30 m分辨率高程数据(<https://earthexplorer.usgs.gov/>)。

1.3 研究方法

1.3.1 随机森林算法 众多研究已经讨论了集成学习方法(如随机森林)来解决遥感中的分类和非线性回归问题^[24-26]。随机森林(RF)由Breiman^[27]提出,是一种用途广泛、高度灵活的机器学习算法,通过bootstrap重采样技术从原始样本中抽取并生成训练样本子集,然后根据训练样本集生成多个决策树,最终通过决策树的投票分数确定结果^[28-29]。根据算法的自适应性质,RF在确定自变量和因变量之间复杂的非线性关系方面具有优势^[30-31],与其他机器学习



注:底图采用自然资源部标准地图制作,审图号为GS(2020)4619号,对底图边界无修改。下同。

图1 研究区概况示意图

Fig.1 Schematic diagram of the study area

习方法相比,随机森林抗过拟合能力强,异常值和噪声的容忍度高^[32]。此外,模型内置了特征重要性评价机制,拥有较强的模型可解释性,变量重要性评分(Variable Importance Measures, VIM)用以计算每个特征在随机森林中的每棵树中所做出的贡献,通常选择基尼系数(Gini index)或者袋外数据误差(Error of out-of-bag, E_{OOB})进行衡量,评价公式如下:

$$E_{OOB} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [\hat{Y}(X_i) - Y_i]^2 \quad (1)$$

式中: N 为OOB样本个数; $\hat{Y}(X_i)$ 为给定样本 X_i 时,RF模型的预测数据; Y_i 为实际数据。

首先计算每棵决策树 E_{OOB1} ,然后对特征 M 随机加入噪声,并再次计算袋外数据误差 E_{OOB2} ,由此得到特征 M 的重要性(VIM_M)计算式:

$$VIM_M = \frac{1}{n} (\sum E_{OOB1} - E_{OOB2}) \quad (2)$$

式中: n 为随机森林中的树的数量。

若给某个特征随机加入噪声之后,袋外数据误差大幅度提高,则说明这个特征对于数据的预测结果影响很大,即此特征重要性较高。因此,本文基于随机森林算法整合多元参数来反演土壤水分。

1.3.2 土壤水分降尺度模型构建 目前,随机森林算法的土壤水分降尺度模型,往往是基于土壤水分与植被盖度、地表温度三者之间关系的理论基础^[9]。与土壤水分有密切联系的辅助数据作为降尺度因子,如地表温度、植被指数、地形因子等,其中NDVI和地表温度被广泛使用。然而,相关研究表明,土壤水分不仅受到植被盖度影响,而且受到地表盖度类型和土壤属性的影响^[33-34]。故在传统降尺度模型中降尺度因子的基础上,考虑稀疏植被和裸沙的环境特征,增加了与荒漠土壤水分关联性更高的EMSAVI与RSBI分别作为反映研究区植被盖度和裸沙分布状况的降尺度因子,构建干旱区土壤水分降尺度模型。

(1) 增强型修改土壤植被指数(EMSAVI)

植被指数利用光谱信息实现对植被状态信息的表达,如NDVI可定量地评价植被盖度、生长活力及生物量等。但NDVI对土壤和植被的敏感度不同,在植被密度低的地区,NDVI受土壤背景影响较大,会忽略部分植被信息;在植被密度高的地区,NDVI则会出现光谱饱和现象。而改进的植被指数(MSAVI)整合了土壤背景状况和大气调整因子,使用MSAVI能使植被指数固有的背景“噪声”降到最

小,便于消除植被冠层信息及土壤背景的影响^[35]。

$$MSAVI = \frac{2B_{NIR} + 1 - \sqrt{(2B_{NIR} + 1)^2 - 8(B_{NIR} - B_R)}}{2} \quad (3)$$

式中: B_{NIR} 为近红外波段的反射率; B_R 为红波段的反射率。有研究表明,只有2个波段组成的植被指数因有显著的相关性,而导致构建的模型不稳定^[36],故提出EMSAVI。

$$EMSAVI = \frac{2B_{NIR} + 1 - \sqrt{(2B_{NIR} + 1)^2 - 8(B_{NIR} - B_R)} + B_{SWIR}}{2 + B_{SWIR}} \quad (4)$$

式中: B_{NIR} 为近红外波段的反射率; B_R 为红波段的反射率; B_{SWIR} 为短波红外波段的反射率。有研究发现,短波红外波段对土壤水分变化具有重要指示作用且对土壤水分反演精度提升有一定价值^[37]且与可见光和近红外相比, B_{SWIR} 对背景的敏感度较小^[38],故在MSAVI基础上引入对土壤水分敏感度更高的短波红外波段,得到EMSAVI,减少植被冠层及沙漠对土壤水分探测的影响,最终提高植被指数与土壤水分的相关性。

(2) 比值沙地亮度指数(RSBI)

RSBI指数综合红波段、短波红外与绿波段3个波段的光谱信号,增强了光谱信息,该指数通过计算沙地反射率最高与最低波段间的比值,进一步扩大波段间差异范围,从而在影像上提高了沙地与非沙地识别的灵敏度^[39]。

$$RSBI = \frac{B_{SWIR} + B_R}{B_G} \quad (5)$$

式中: B_{SWIR} 表示短波红外波段的反射率; B_R 表示红波段的反射率; B_G 表示绿波段的反射率。

利用随机森林采用非线性函数 F_R 算法建立EMSAVI、NDVI、RSBI、DEM及LST与土壤表层水分(SM)之间的相互关系:

$$SM = F_R(EMSAVI, NDVI, RSBI, DEM, LST) \quad (6)$$

基于SMAP被动微波土壤水分的干旱区表层土壤水分降尺度技术路线如图2所示。

降尺度模型构建步骤如下:

(1) 将1 km分辨的EMSAVI、NDVI、RSBI、LST和DEM数据重采样至9 km分辨率,与9 km空间分辨率的SMAP土壤水分数据的像元进行匹配。

(2) 将9 km空间分辨率的SMAP土壤水分数据作为目标,升尺度后得到的EMASVI、NDVI、RSBI、LST与DEM数据作为降尺度因子,组成2种组合使

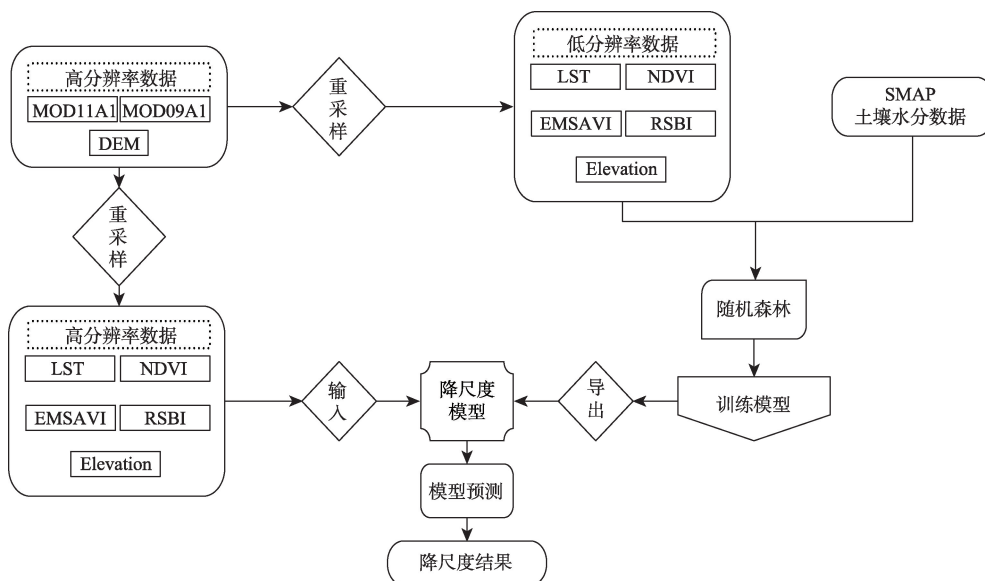


图2 技术路线图

Fig. 2 Flowchart of the downscaling procedure in this study

用随机森林进行训练,在9 km空间尺度上构建降尺度因子与土壤水分之间的映射关系,利用土壤水分数据对旧降尺度模型进行精度验证并对比,检验新构建模型在干旱区荒漠的适用性并通过一些评价指标对精度验证结果进行评价。

(3) 将高分辨率降尺度因子重采样至1 km空间分辨率,并应用于降尺度模型中,得到1 km空间分辨率土壤水分数据。

1.3.3 评价指标 本研究选取一些典型的评价指标对基于随机森林的新旧土壤水分降尺度模型进行精度评价,指标包括:决定系数 R^2 (Coefficient of Determination)、均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)、局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)和皮尔森相关系数(Pearson Correlation Coefficient, r)。计算公式如下:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (SM_R - \overline{SM_R})^2}{\sum_{i=1}^N (SM_L - \overline{SM_L})^2} \quad (7)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (SM_R - SM_L)^2}{N}} \quad (8)$$

$$LBP = \text{decimal}(X_1, X_2, \dots, X_i) \quad (9)$$

$$r = \frac{\sum (SM_R - \overline{SM_R})(SM_L - \overline{SM_L})}{\sqrt{\sum (SM_R - \overline{SM_R})^2 \sum (SM_L - \overline{SM_L})^2}} \quad (10)$$

式中: SM_R 为土壤水分预测值; $\overline{SM_R}$ 为土壤水分预

测平均值; SM_L 为原始的 SMAP L3 土壤水分数据; $\overline{SM_L}$ 为 SMAP L3 土壤水分平均值; N 为样本数量; X_i 为 3×3 移动窗口中中心像元周围像元的值。公式如下:

$$LBP_C = \sum_{i=1}^N |SH_i - SY_i| \quad (11)$$

式中: SH_i 和 SY_i 分别为 9 km 降尺度数据和 9 km 土壤水分产品的 LBP 值; LBP_C 为降尺度数据与原始产品像元差值的绝对值之和。

2 结果与分析

2.1 降尺度因子与土壤含水量的相关性分析

对5个降尺度因子与表层(0~5 cm)土壤水分计算斯皮尔曼相关系数及显著性检验,进而分析干湿季土壤含水量与不同降尺度因子之间的相关性。如表1所示,湿季土壤含水量与各降尺度因子相关性为: $EMSAVI(-0.34) > LST(-0.31) > RSBI(-0.25) > NDVI(0.08) > DEM(0.07)$, 而传统模型中降尺度因子之一的 NDVI 相比增加的光谱指数表现出较弱相关性($r=0.08$), 低于 $EMSAVI(-0.34)$ 与 $RSBI(-0.25)$, 且与土壤水分间无显著相关; 干季土壤含水量与各降尺度因子相关性为: $DEM(-0.59) > LST(-0.47) > RSBI(-0.42) > EMSAVI(-0.37) > NDVI(-0.21)$ 。干、湿季的降尺度因子相关系数与改进后降尺度因子相比, LST 具有较强的相关性, 产生该现象的主要原因是地表温度对水分蒸发起决定性作用, 通常情况

表1 降尺度因子与土壤含水量相关系数
Tab. 1 Correlation coefficient between environmental variables and soil water content

降尺度因子		湿季	干季
传统降尺度因子	NDVI	0.08	-0.21**
	DEM	0.07	-0.59**
新增降尺度因子	LST	-0.31**	-0.47**
	RSBI	-0.25**	-0.42**
	EMSAVI	-0.34**	-0.37**

注:**表示在 $P < 0.01$ 水平显著。

下地表高温区域(或裸沙区域)土壤水分含量较低;DEM在干季时表现较强的相关性,原因可能是该降尺度因子是通过对气温和植被的影响来间接影响土壤水分含量,干季时降水较少继而导致DEM对表层土壤水分的影响大幅提高;NDVI在干旱区沙漠稀疏植被区对土壤水分的指示作用较小,表明传统降尺度模型在荒漠地区适用性较弱。

综上所述,本模型新增的EMSAVI($r_{\text{湿}}=-0.34$ 、 $r_{\text{干}}=-0.37$)、RSBI($r_{\text{湿}}=-0.25$ 、 $r_{\text{干}}=-0.42$)均高于传统模型中NDVI与土壤水分的相关系数($r_{\text{湿}}=-0.08$ 、 $r_{\text{干}}=-0.21$),表明添加的EMSAVI和RSBI对荒漠土壤水分有较好指示作用且效果优于NDVI,选择的降尺度因子具有合理性。不同降尺度因子与表层土壤水分的相关性表现出不同的稳定性,EMSAVI、RSBI和LST在干湿季中与表层土壤水分的相关系数结果中具有较强的稳定性,DEM和NDVI则受干湿季影响较大,稳定性较差。

2.2 降尺度因子重要性分析

在非线性关系构建过程中,随机森林算法能够根据输入因子即降尺度因子建立模型,并提供每个降尺度因子的重要性。重要性越大,说明该变量对模型的影响越大。由图3可知,干、湿季降尺度因子重要性总体均值表现为:DEM(39.3%)>LST(18.9%)>EMSAVI(18.7%)>NDVI(13.2%)>RSBI(10.0%)。

降尺度因子与土壤水分相关性统计结果与随机森林中降尺度因子的重要性结果有所差异。干季的DEM($r=-0.59$)略高于LST($r=-0.47$),但在相同时期DEM重要性相比LST增加了20.4%;相关性与重要性分析结果均表明新增的EMSAVI($r=-0.35$,重要性=18.7%)对新构建干旱区土壤水分降尺度模型的贡献高于NDVI($r=-0.15$,重要性=13.2%);RSBI的贡献度略低于NDVI,但对模型的贡献度依然

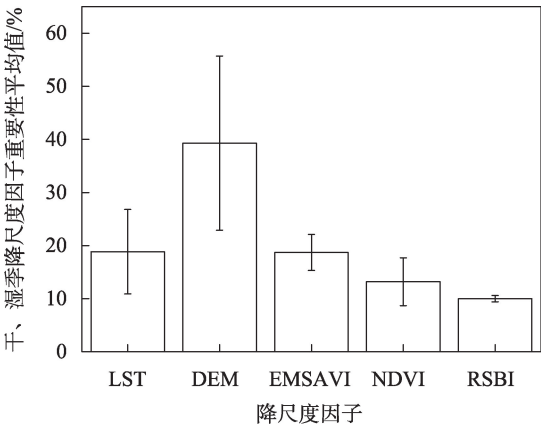


图3 干、湿季降尺度因子重要性得分平均值

Fig. 3 Average of downscaling factor importance scores for two periods

较高(重要性=10.0%)。结果说明,相关性较低的NDVI也能为干旱区土壤水分降尺度模型的构建提供一些信息,但是改进后得到的EMSAVI更适合作为干旱区土壤水分降尺度因子构建模型。

2.3 SMAP土壤水分降尺度新旧模型对比

由于研究区空间异质性明显,土壤水分在不同季节相差显著,因此分别选取土壤水分相对差异较大时间节点中云量较少的降尺度数据与SMAP L3精度验证后对比,以此检验新旧模型在研究区的适用性。

图4为2018年湿季和2018年干季分别利用传统与新构建的降尺度模型得到土壤水分预测值与SMAP L3的散点图。由图4可知,干、湿季预测值与产品值均具有较高的决定系数($R^2 > 0.88$)、相关性($r > 0.93$)以及较低的误差($RMSE < 0.009 \text{ cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$)。在湿季相比于传统降尺度模型,本文构建的改进降尺度模型精度有所提升,提高了17.10%;在干季相比传统降尺度模型,本文构建的改进降尺度模型精度提升了14.77%。综合分析表明,考虑干旱区稀疏植被和裸沙的环境特征所构建的改进模型预测效果,整体相较于传统模型略微提高了精度,表现出更高的决定系数、相关性以及更低的误差,更适用于干旱区的土壤水分降尺度研究。

2.4 降尺度结果空间一致性评价

SMAP土壤水分产品与基于RF的回归方法建立的干旱区环境因子之间的定量关系模型性能良好,可将高分辨率变量应用于该模型,从而得到高分辨率的表层土壤水分数据。本文对1 km空间分

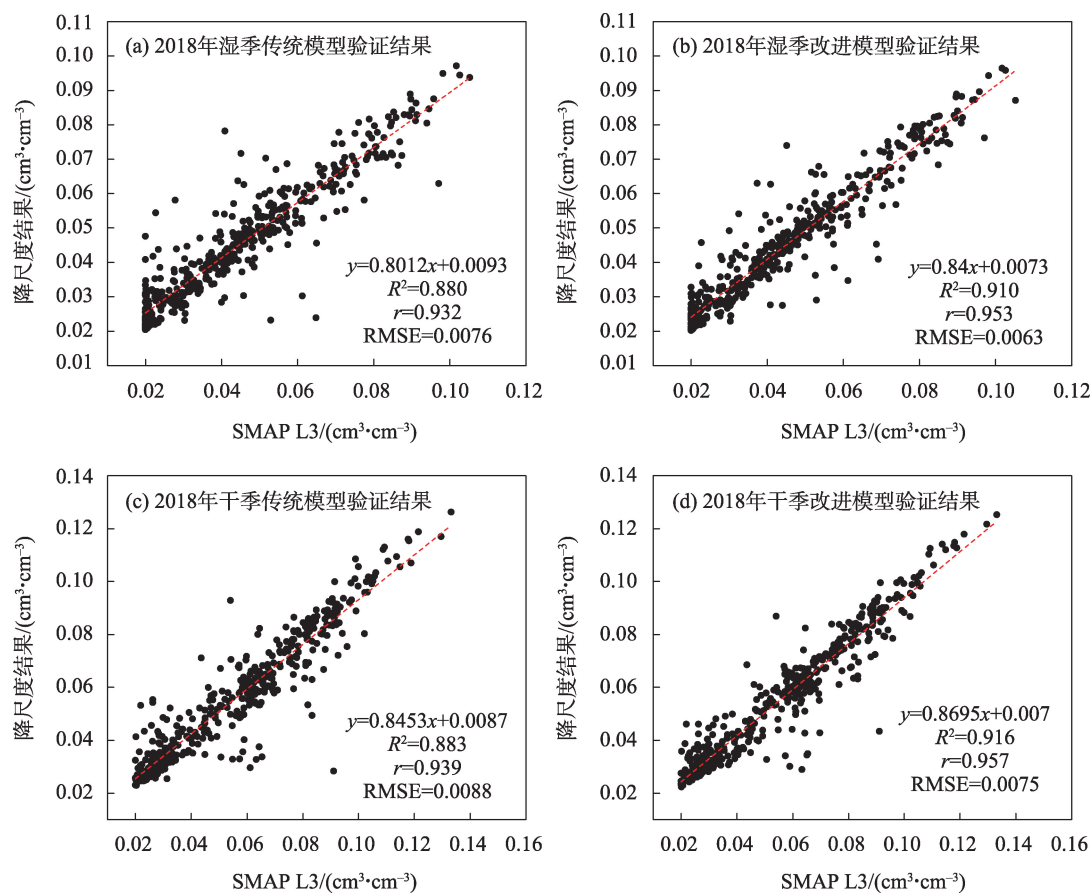


图4 不同时期土壤水分降尺度数据与SMAP土壤水分散点图

Fig. 4 Soil water downscaling data in different periods and SMAP soil water scatter plot

分辨率表层土壤水分降尺度数据与9 km空间分辨率原始SMAP土壤水分数据进行了空间一致性评价及可视化比较(图5)。

评估降尺度结果表征SMAP单个像元土壤水分空间变化的能力是十分重要的,空间精度可以通过计算9 km降尺度数据和土壤水分产品之间的空间特征(如纹理)的差异来量化。因此,本文通过计算新旧模型9 km降尺度数据与土壤水分产品之间局部二值模式(Local Binary Patterns, LBP)的差值(LBP_c)评价新旧模型数据与SMAP L3的空间一致性(表2)。总体结果表明,干旱区土壤水分降尺度模型(LBP_{c-n}=0.0585)性能优于传统降尺度模型(LBP_{c-o}=0.0645)。

研究结果表明,改进后的降尺度模型能够将SMAP被动微波土壤水分产品的空间分辨率提高(9 km到1 km),改善了原始产品的空间细节,同时保证降尺度前后数据在大多数区域内土壤水分的空间格局一致。湿季时,高含量土壤水分主要分布于东部和东南部,而低含量土壤水分出现在中部和西南

部区域;干季时,高含量土壤水分主要分布于西部和西南部,而低含量土壤水分出现在中部和东南部区域。SMAP土壤水分产品的数值范围与得到的土壤水分数据基本保持一致(0.02~0.13 cm³·cm⁻³),表明与其他基于机器学习的降尺度算法相比,RF能够保持粗分辨率土壤水分的动态范围^[40]。

3 讨论

前人研究主要通过NDVI表达植被状态信息,将其作为一个重要的降尺度因子构建土壤水分降尺度模型^[7-8]。本研究区为古尔班通古特沙漠,植被稀疏,传统土壤水分降尺度模型中NDVI因子易受植被密度、裸沙的影响,在干旱区土壤水分降尺度研究表现出极大的局限性,因此本研究基于随机森林算法,在以往研究中广泛选择LST、NDVI、DEM作为降尺度因子的基础上^[41],同时考虑本研究区的土地覆被类型的差异,新增EMASAVI、RSBI以提高干旱区中植被与裸沙的识别精度,并反映裸沙对表面

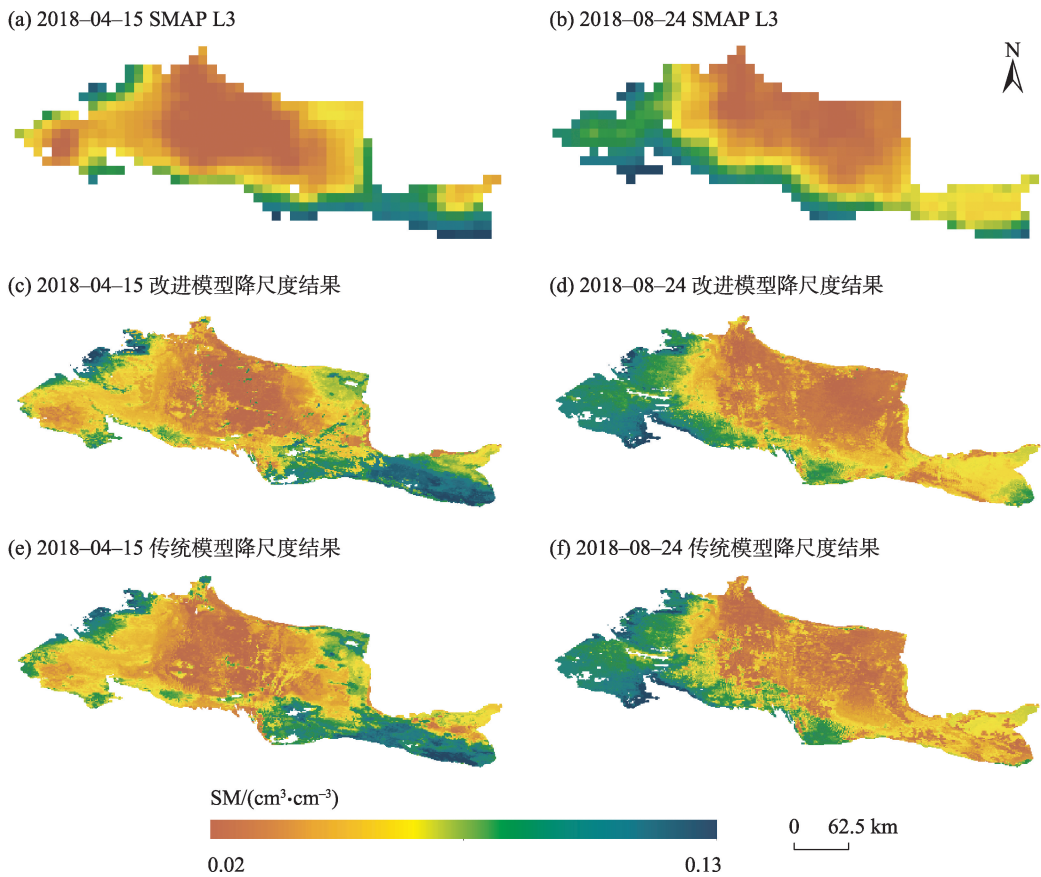


图 5 古尔班通古特沙漠干、湿季 SMAP L3 和相应的土壤表层水分降尺度数据

Fig. 5 SMAP L3 and corresponding soil surface water downscaling data for two periods in the Gurbantunggut Desert

表 2 空间一致性评价结果

Tab. 2 Spatial consistency evaluation results

	湿季	干季
LBP_{C-o}	0.065	0.067
LBP_{C-n}	0.057	0.060

注: LBP_{C-o} , LBP_{C-n} 分别为传统模型和新构建模型空间一致性评价结果。 LBP_C 值为 0 时, 表示完美的融合图像; 越接近于 0 的值表示空间一致性越好。

土壤水分的影响,建立了适用于干旱区的表层土壤水分的降尺度模型。本文构建的干旱区地表土壤水分降尺度相较以往传统模型的误差有略微的降低,但是干湿季精度均提升了 10% 以上。本文在干旱区地表土壤水分降尺度研究中的降尺度因子选择及地表土壤水分降尺度模型的构建,可以作为后续对干旱区的土壤水分降尺度研究的参考,如: (1) 本文在 MSAVI 中引入波长范围为 $1.1\sim 2.5\ \mu\text{m}$, 能有效探测植被和土壤水分变化,对背景的敏感度较小且包含更多信息的 SWIR 波段^[38-42], 因此引入 SWIR 波段可以大幅提高植被指数与土壤水分之间的关联度,这与姚云军等^[42]的研究一致; (2) 因为不同波

段或光谱指数有较强相关性^[43], 因此本文在 MSAVI 的基础上加入 SWIR 波段, 可以最大程度的降低波段之间的冗余信息进而提高光谱指数的指示效果, 这与蔡亮红等^[36]的研究一致, 且在不同时段也具有更好的稳定性。 (3) 加入的 RSBI 结合了红外、近红外及绿波段的光谱信息, 能够较好表示沙地与非沙地的分布特征^[39], 故构建的干旱区荒漠土壤水分降尺度模型能够将 SMAP 土壤水分数据由 9 km 空间分辨率提升至 1 km, 一定程度上改善了 SMAP 土壤水分数据缺失的状况, 最终得到全天候、高时空分辨率的土壤水分数据, 拓宽随机森林算法应用领域, 为数据稀缺区表层土壤水分获取提供有效方法, 说明本文构建的降尺度模型具有较大潜力, 可为后续土壤水分含量预测提供参考。

本文表明基于随机森林建立的土壤水分降尺度模型能够建立与 5 个降尺度因子的非线性关系, 并且构建模型具有较强的鲁棒性, 这与 Im 等^[40]的研究结果相一致; 研究发现地表温度对土壤水分相关性以及对降尺度模型的贡献率均较高, 是影响地表土

壤水分的关键降尺度因子,这与Zhao等^[44]的研究结果一致。在以往研究中,DEM与地表水分具有较低的相关性及重要性,但在本研究结果中海拔表现出较高的重要性,分析其原因可能是沙漠边缘海拔相对较高的绿洲表层水分数值较高,故而提高了海拔的重要性。在本文中NDVI虽然与地表土壤水分相关性不高,但是在构建的地表土壤水分降尺度模型中表现出一定的重要性,原因可能是由于研究区面积辽阔,地表覆被差异明显,NDVI能够弥补EMSAVI在描述特定区域植物生长状况方面的不足。基于随机森林的降尺度模型相较于传统的经验模型构建更加便捷,并且能够提供构建模型时各降尺度因子的重要性,便于对环境因子与土壤水分关系的逆向推理,大大提高了获取大范围、高时相地表土壤水分的可行性,可为干旱区表层土壤水分降尺度模型研究提供参考。借鉴了Zhu等^[45]用时空融合方法的评价指标来衡量得到的高分辨率水分的精度,结果表明改进的降尺度模型较传统模型具有更高的空间一致性,更适用于干旱区土壤水分降尺度的研究,后续可以增加更多与地表土壤水分相关的数据作为模型的降尺度因子,如后向散射系数和地表反照率,同时可以继续提高降尺度结果的空间分辨率,以期更好的减少误差和克服空间异质性。

4 结论

SMAP是可以表征土壤水分的高时间分辨率的栅格数据产品,但较低的空间分辨率限制了在地表高异质性的干旱区沙漠稀疏植被区的适用性。本文利用随机森林算法,以LST、NDVI、RSBI、DEM、EMSAVI为辅助数据,探索新的SMAP降尺度模型在干旱区沙漠稀疏植被区的合理性,得到以下结论:

(1) 通过相关性分析可知,改进的EMSAVI(-0.35)和新增的RSBI(-0.34)均高于NDVI与土壤水分的相关性(-0.15),且提升明显。新增的植被指数和土壤指数对荒漠土壤水分有更好的指示作用,效果优于NDVI。不同降尺度因子与地表水分表现出不同的相关程度,在不同时期相关程度也存在差异。各环境因子与土壤水分的相关性表现为湿季:EMSAVI(-0.34)>LST(-0.31)>RSBI(-0.25)>NDVI(0.08)>DEM(0.07);干季表现为:DEM(-0.59)>LST(-0.47)>RSBI(-0.42)>EMSAVI(-0.37)>NDVI

(-0.21)。

(2) 降尺度因子相关性统计结果与重要性结果有所差异。干季DEM相关性($r=-0.59$)略高于LST($r=-0.47$),但同时期DEM重要性相比LST增加了20.4%;在环境因子相关性和重要性结果中,EMSAVI的统计结果均要高于NDVI;干、湿季RSBI与土壤含水量的相关性均高于NDVI,但在重要性结果中,NDVI(13.2%)重要性高于RSBI(10.0%)。表明相关性较低的NDVI也能为干旱区土壤水分降尺度模型的构建提供一些信息,但改进后得到的EMSAVI相较于NDVI更适合作为干旱区土壤水分降尺度因子构建模型。并且,重要性结果对环境因子与土壤水分关系的逆向推理具有重要作用。

(3) 选取LST、NDVI和DEM作为传统土壤水分降尺度因子,同时在此基础上增加RSBI与引入SWIR波段改进得到的EMSAVI构建干旱区土壤水分降尺度模型。新旧模型总体精度验证结果表明,新构建的模型精度 R^2 较传统模型提升了0.031、达到0.913;RMSE下降了 $0.0013 \text{ cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$,达到 $0.0069 \text{ cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$ 。

(4) 空间一致性评价结果表明,干旱区土壤水分降尺度模型($\text{LBP}_{\text{C-n}}=0.0585$)性能优于传统降尺度模型($\text{LBP}_{\text{C-o}}=0.0645$),能够得到与SMAP产品之间的空间分布特征更为一致的降尺度数据。

本研究在传统降尺度模型基础上,增加与稀疏植被和裸沙的环境特征具有较好关联性的光谱指数,得到精度及空间一致性较高的干旱区高时空分辨率土壤水分数据,能够对干旱区土壤水分降尺度研究提供思路,为荒漠生态系统碳汇研究提供重要的数据支撑。

参考文献(References):

- [1] 耿德源,赵天杰,施建成,等.地基雷达的微波面散射模型对比与土壤水分反演[J].遥感学报,2021,25(4):929-940. [Geng Deyuan, Zhao Tianjie, Shi Jiancheng, et al. Surface microwave scattering model evaluation and soil moisture retrieval based on ground-based radar data[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2021, 25(4): 929-940.]
- [2] Green J K, Seneviratne S I, Berg A M, et al. Large influence of soil moisture on long-term terrestrial carbon uptake[J]. Nature, 2019, 565(7740): 476-479.
- [3] 满元伟,李净,邢立亭,等.基于多源遥感数据的温度-土壤湿度-降水干旱指数(TMPDI)的构建与应用[J].干旱区研究,

- 2021, 38(5): 1442–1451. [Man Yuanwei, Li Jing, Xing Liting, et al. Development and application of the temperature soil moisture precipitation drought index (TMPDI) based on multi-source remote sensing data[J]. *Arid Zone Research*, 2021, 38(5): 1442–1451.]
- [4] 王静, 方锋, 黄鹏程, 等. AMSR-E 土壤水分产品评价及在干旱监测中的应用[J]. *干旱区研究*, 2021, 38(3): 650–664. [Wang Jing, Fang Feng, Huang Pengcheng, et al. Evaluation of advanced microwave scanning radiometer for EOS(AMSR-E) soil moisture products over China and its application in drought monitoring[J]. *Arid Zone Research*, 2021, 38(3): 650–664.]
- [5] Peng J, Loew A, Merlin O, et al. A review of spatial downscaling of satellite remotely sensed soil moisture[J]. *Reviews of Geophysics*, 2017, 55(2): 341–366.
- [6] 李永康, 王新军, 马燕飞, 等. 基于 Catboost 的 AMSR-2 半经验地表温度降尺度[J]. *干旱区研究*, 2021, 38(6): 1637–1649. [Li Yongkang, Wang Xinjun, Ma Yanfei, et al. Downscaling land surface temperature through AMSR-2 passive microwave observations by Catboost semiempirical algorithms[J]. *Arid Zone Research*, 2021, 38(6): 1637–1649.]
- [7] 周壮, 赵少杰, 蒋玲梅. 被动微波遥感土壤水分产品降尺度方法研究综述[J]. *北京师范大学学报(自然科学版)*, 2016, 52(4): 479–485. [Zhou Zhuang, Zhao Shaojie, Jiang Lingmei. Downscaling methods of passive microwave remote sensing of soil moisture [J]. *Journal of Beijing Normal University(Natural Science Edition)*, 2016, 52(4): 479–485.]
- [8] 王璐, 胡月明, 赵英时, 等. 克里格法的土壤水分遥感尺度转换[J]. *地球信息科学学报*, 2012, 14(4): 465–473. [Wang Lu, Hu Yueming, Zhao Yingshi, et al. Remote sensing scale transformation of soil moisture based on block Kriging[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2012, 14(4): 465–473.]
- [9] 文凤平, 赵伟, 胡路, 等. 耦合 MODIS 数据的 SMAP 被动微波土壤水分空间降尺度研究——以闪电河流域为例[J]. *遥感学报*, 2021, 25(4): 962–973. [Wen Fengping, Zhao Wei, Hu Lu, et al. SMAP passive microwave soil moisture spatial downscaling based on optical remote sensing data: A case study in Shandian river basin[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2021, 25(4): 962–973.]
- [10] 马小梅, 杜秉晨曦, 程勇翔, 等. 准噶尔盆地植被变化趋势及相关因素分析[J]. *干旱区研究*, 2021, 38(5): 1401–1410. [Ma Xiaomei, Du Bingchenxi, Cheng Yongxiang, et al. Analysis of vegetation variation trend and correlative factors in Junggar Basin[J]. *Arid Zone Research*, 2021, 38(5): 1401–1410.]
- [11] 李彬, 武志芳, 陶冶, 等. 古尔班通古特沙漠不同类型生物结皮对草本植物多样性影响[J]. *干旱区研究*, 2021, 38(2): 438–449. [Li Bin, Wu Zhifang, Tao Ye, et al. Effects of biological soil crust type on herbaceous diversity in the Gurbantunggut Desert[J]. *Arid Zone Research*, 2021, 38(2): 438–449.]
- [12] 邓小进, 井长青, 郭文章, 等. 准噶尔盆地地表反照率时空变化特征及其影响因素分析[J]. *干旱区研究*, 2021, 38(2): 314–326. [Deng Xiaojin, Jing Changqing, Guo Wenzhang, et al. Spatio-temporal variation characteristics of surface albedo and analysis of influential factors in the Junggar Basin[J]. *Arid Zone Research*, 2021, 38(2): 314–326.]
- [13] 尹鑫卫, 郑新军, 李彦, 等. 古尔班通古特沙漠南缘固定沙丘坡面土壤水分动态随机模拟[J]. *应用生态学报*, 2019, 30(1): 146–156. [Yin Xinwei, Zheng Xinjun, Li Yan, et al. Hill slope-scale stochastic simulation of soil moisture dynamics in fixed dunes at the southern edge of Gurbantunggut Desert, China[J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2019, 30(1): 146–156.]
- [14] 朱海, 胡顺军, 陈永宝. 古尔班通古特沙漠南缘固定沙丘土壤水分时空变化特征[J]. *土壤学报*, 2016, 53(1): 117–126. [Zhu Hai, Hu Shunjun, Chen Yongbao. Spatio-temporal variation of soil moisture in fixed dunes at the southern edge of Gurbantunggut Desert [J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2016, 53(1): 117–126.]
- [15] 金可, 卢阳, 周火明, 等. 古尔班通古特沙漠水文研究进展[J]. *水文*, 2022, 42(1): 1–10. [Jin Ke, Lu Yang, Zhou Huoming, et al. Research progress on the hydrology in the Gurbantunggut Desert[J]. *Journal of China Hydrology*, 2022, 42(1): 1–10.]
- [16] 李娜, 王新军, 常梦迪, 等. 基于 Landsat 影像稀疏植被斑块格局对降水响应[J]. *新疆农业科学*, 2019, 56(10): 1895–1903. [Li Na, Wang Xinjun, Chang Mengdi, et al. Response of sparse vegetation patch pattern to precipitation based on Landsat image[J]. *Xinjiang Agricultural Sciences*, 2019, 56(10): 1895–1903.]
- [17] 杜佳倩, 刘彤, 王寒月, 等. 新疆荒漠一年生植物区系组成、分布及资源类型[J]. *干旱区研究*, 2022, 39(1): 185–209. [Du Jiaqian, Liu Tong, Wang Hanyue, et al. Floristic composition, distribution, and resource types of desert annual plants in Xinjiang[J]. *Arid Zone Research*, 2022, 39(1): 185–209.]
- [18] 李从娟, 雷加强, 徐新文, 等. 古尔班通古特沙漠土壤水分与化学性质的空间分布[J]. *生态学报*, 2014, 34(15): 4380–4389. [Li Congjuan, Lei Jiaqiang, Xu Xinwen, et al. Spatial pattern for soil water and chemical properties in Gurbantunggut Desert[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2014, 34(15): 4380–4389.]
- [19] 钱亦兵, 吴兆宁. 古尔班通古特沙漠环境研究[M]. 北京: 科学出版社, 2010: 1–25. [Qian Yibing, Wu Zhaoning. *Environmental Research in the Gurbantunggut Desert*[M]. Beijing: Science Press, 2010: 1–25.]
- [20] 段呈, 吴玲, 王绍明, 等. 近 30 年古尔班通古特沙漠短命植物的时空格局[J]. *生态学报*, 2017, 37(8): 2642–2652. [Duan Cheng, Wu Ling, Wang Shaoming, et al. Analysis of spatio-temporal patterns of ephemeral plants in the Gurbantunggut Desert over the last 30 years[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2017, 37(8): 2642–2652.]
- [21] 庄伟伟, 侯宝林. 古尔班通古特沙漠短命植物的氮素吸收策略[J]. *干旱区研究*, 2021, 38(5): 1393–1400. [Zhuang Weiwei, Hou Baolin. Nitrogen uptake strategies of short-lived plants in the Gurbantunggut Desert[J]. *Arid Zone Research*, 2021, 38(5): 1393–1400.]
- [22] Entekhabi D, Njoku E G, O'Neill P E, et al. The Soil Moisture Ac-

- tive Passive (SMAP) mission overview[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2010, 98(5): 704–716.
- [23] 贾孜拉·拜山, 李维京, 孙丞虎, 等. 1961—2014年我国西南地区干湿季变化特征[J]. *气候变化研究进展*, 2017, 13(2): 103–116. [Jiazila Baishan, Li Weijing, Sun Chenghu, et al. Characteristics of wet and dry seasons in Southwest China during 1961–2014 [J]. *Climate Change Research*, 2017, 13(2): 103–116.]
- [24] 杨红艳, 杜健民, 阮培英, 等. 基于无人机遥感与随机森林的荒漠草原植被分类方法[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(6): 186–194. [Yang Hongyan, Du Jianmin, Ruan Peiying, et al. Vegetation classification of desert steppe based on unmanned aerial vehicle remote sensing and random forest[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(6): 186–194.]
- [25] Clewley D, Whitcomb J B, Akbar R, et al. A method for upscaling in situ soil moisture measurements to satellite footprint scale using random forests[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing*, 2017, 10(6): 2663–2673.
- [26] 李平湘, 刘致曲, 杨杰, 等. 利用随机森林回归进行极化SAR土壤水分反演[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2019, 44(3): 405–412. [Li Pingxiang, Liu Zhiqu, Yang Jie, et al. Soil moisture retrieval of winter wheat fields based on random forest regression using quad-polarimetric SAR images[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(3): 405–412.]
- [27] Breiman L. Random forests[J]. *Machine Learning*, 2001, 45: 5–32.
- [28] 华俊玮, 祝善友, 张桂欣. 基于随机森林算法的地表温度降尺度研究[J]. *国土资源遥感*, 2018, 30(1): 78–86. [Hua Junwei, Zhu Shanyou, Zhang Guixin. Downscaling land surface temperature based on random forest algorithm[J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2018, 30(1): 78–86.]
- [29] 冯瑞, 杨丽萍, 侯成磊, 等. 基于随机森林的陕西省西安市近地表气温估算[J]. *地球科学与环境学报*, 2022, 44(1): 102–113. [Feng Rui, Yang Liping, Hou Chenglei, et al. Estimation of near-surface air temperature in Xi'an City of Shaanxi Province, China based on random forest[J]. *Journal of Earth Sciences and Environment*, 2022, 44(1): 102–113.]
- [30] Hutengs C, Vohland M. Downscaling land surface temperatures at regional scales with random forest regression[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 178: 127–141.
- [31] 刘欢欢, 陈印, 刘悦, 等. 基于随机森林模型的黄土高原草地净初级生产力时空格局及未来演变趋势模拟[J]. *干旱区研究*, 2023, 40(1): 123–131. [Liu Huanhuan, Chen Yin, Liu Yue, et al. Simulation of spatial pattern and future trends of grassland net primary productivity in the Loess Plateau based on random forest model[J]. *Arid Zone Research*, 2023, 40(1): 123–131.]
- [32] 王奕森, 夏树涛. 集成学习之随机森林算法综述[J]. *信息通信技术*, 2018, 12(1): 49–55. [Wang Yisen, Xia Shutao. A survey of random forests algorithms[J]. *Information and Communications Technologies*, 2018, 12(1): 49–55.]
- [33] Xu L. Intercomparison of land-surface parameterization schemes: Sensitivity of surface energy and water fluxes to model parameters [J]. *Journal of Hydrology*, 2003, 279(1–4): 182–209.
- [34] Hiroko K, Matthew R, Frank B, et al. Sensitivity of land surface simulations to model physics, land characteristics, and forcings, at four CEOP sites[J]. *Journal of the Meteorological Society of Japan*, 2007, 85A: 187–204.
- [35] 王家强, 梁继业, 李志军, 等. 利用植被指数-地表温度特征空间反演干旱区土壤干湿状况[J]. *土壤通报*, 2014, 45(1): 39–46. [Wang Jiaqiang, Liang Jiye, Li Zhijun, et al. Assessment of arid area soil moisture status based on characteristics of surface temperature/vegetation index space[J]. *Chinese Journal of Soil Science*, 2014, 45(1): 39–46.]
- [36] 蔡亮红, 丁建丽. 基于改进植被指数土壤水分遥感反演[J]. *干旱区地理*, 2017, 40(6): 1248–1255. [Cai Lianghong, Ding Jianli. Remote sensing inversion of soil moisture based on modified vegetation index[J]. *Arid Land Geography*, 2017, 40(6): 1248–1255.]
- [37] Thenkabail P S, Enclona E A, Ashton M S, et al. Accuracy assessments of hyperspectral waveband performance for vegetation analysis applications[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 91(3–4): 354–376.
- [38] Brown L, Chen J M, Leblanc S G, et al. A shortwave infrared modification to the simple ratio for LAI retrieval in boreal forests: An image and model analysis[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2000, 71(1): 16–25.
- [39] 李宇君, 张磊. 基于沙地指数模型的沙地监测方法[J]. *地球信息科学学报*, 2021, 23(4): 680–691. [Li Yujun, Zhang Lei. Sandy land monitoring method based on classification index model[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2021, 23(4): 680–691.]
- [40] Im J, Park S, Rhee J, et al. Downscaling of AMSR-E soil moisture with MODIS products using machine learning approaches[J]. *Environmental Earth Sciences*, 2016, 75(15): 1120.
- [41] Cui Y, Chen X, Xiong W, et al. A soil moisture spatial and temporal resolution improving algorithm based on multi-source remote sensing data and GRNN model[J]. *International Journal of Applied Mechanics*, 2020, 12(3): 455.
- [42] 姚云军, 秦其明, 赵少华, 等. 基于MODIS短波红外光谱特征的土壤含水量反演[J]. *红外与毫米波学报*, 2011, 30(1): 9–14, 79. [Yao Yunjun, Qin Qiming, Zhao Shaohua, et al. Retrieval of soil moisture based on MODIS shortwave infrared spectral feature[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2011, 30(1): 9–14, 79.]
- [43] 高琪, 王玉珍, 冯春晖, 等. 基于改进型光谱指数的荒漠土壤水分遥感反演[J]. *自然资源遥感*, 2022, 34(1): 142–150. [Gao Qi, Wang Yuzhen, Feng Chunhui, et al. Remote sensing inversion of desert soil moisture based on improved spectral indices[J]. *Remote Sensing for Natural Resources*, 2022, 34(1): 142–150.]
- [44] Zhao W, Sánchez N, Lu H, et al. A spatial downscaling approach for the SMAP passive surface soil moisture product using random forest regression[J]. *Journal of Hydrology*, 2018, 563: 1009–1024.
- [45] Zhu X, Zhan W, Zhou J, et al. A novel framework to assess all-round performances of spatiotemporal fusion models[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 274: 113002.

Downscaling analysis of SMAP soil moisture products in Gurbantunggut Desert

XUE Zhixuan^{1,2}, ZHANG Li^{1,2}, WANG Xinjun^{1,2}, LI Yongkang^{1,2},
ZHANG Guanhong^{1,2}, LI Peiyao^{1,2}

(1. College of Resources and Environment, Xinjiang Agricultural University, Urumqi 830052, Xinjiang, China;

2. Xinjiang Soil and Plant Ecological Process Laboratory, Urumqi 830052, Xinjiang, China)

Abstract: The low spatial resolution of SMAP products limits its applicability to sparsely vegetated arid regions and deserts with high surface heterogeneity. Considering the special environmental characteristics of sparsely vegetated desert areas in arid regions, traditional downscaling methods such as land surface temperature (LST), normalized difference vegetation index (NDVI), and digital elevation model (DEM) have been used, among others. Based on the scale factor, the enhanced modified soil-adjusted vegetation index (Enhanced Modified Soil-Adjusted Vegetation Index, EMSAVI) and the ratio sand brightness index (RSBI), which are more correlated with the desert surface soil moisture, were added to reflect the study area. For the downscaling factors of vegetation coverage and bare sand distribution, the random forest (RF) algorithm was used to build a soil moisture downscaling model in arid areas. The results showed the following: (1) Correlation analysis showed that EMSAVI ($r_{\text{dry}} = -0.37$, $r_{\text{wet}} = -0.34$) and RSBI ($r_{\text{dry}} = -0.42$, $r_{\text{wet}} = -0.25$) were good indicators of desert soil moisture, being superior to NDVI ($r_{\text{dry}} = -0.21$, $r_{\text{wet}} = 0.08$). (2) The importance of EMSAVI and NDVI was 18.7% and 13.2%, respectively, and EMSAVI contributed more to the construction of the downscaling model. (3) The results obtained from the soil moisture downscaling model in dry and wet season arid regions and R^2 of the SMAP product reached 0.916 and 0.910, and the RMSE reached $0.0075 \text{ cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$ and $0.0063 \text{ cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$, respectively, which are lower than the RMSE of the traditional model of $0.0013 \text{ cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$. (4) By calculating the difference (LBP_c) of LBP (local binary patterns) to evaluate the spatial consistency, the result of the newly constructed downscaling model (0.0585) was better than that of traditional downscaling (0.0645). This research shows that introduction of the short-wave infrared band into the EMSAVI established by the vegetation index enables its better application to the study of soil moisture downscaling in sparsely vegetated desert areas in arid regions.

Keywords: soil moisture; random forest; SMAP; downscaling; Gurbantunggut Desert